

智能反射面辅助认知无人网络的 鲁棒安全通信方法

李安, 郭涛, 黎豪, 洪升
(南昌大学 信息工程学院, 江西 南昌 330031)

摘要: 针对认知无人网络中,作为次用户发射机的无人机难以准确获取窃听信道的信道状态信息而使次级系统安全性能下降的难题,提出一种利用智能反射面(intelligent reflecting surface, IRS)辅助无人机认知通信增强次用户安全传输性能的鲁棒方法. 在满足主用户干扰温度约束的条件下,建立确定性模型描述窃听信道的信道状态信息(channel state information, CSI)的不确定性,联合优化智能反射面的相移矩阵、无人机的飞行轨迹和发射功率,最大化次用户的最差平均保密速率. 并针对该优化问题的非凸性,基于交替优化、连续凸近似、S-Procedure和半定松弛方法,提出了一个有效的三阶段迭代算法. 实验结果表明,相比于非鲁棒方案,所提出的鲁棒方案可以显著提升次用户的安全传输性能.

关键词: 认知无人网络;安全通信;智能反射面;交替优化;连续凸近似

中图分类号: TN 92 文献标志码: A 文章编号: 1005-3026(2024)12-1717-09

Robust Secure Communication Method for Intelligent Reflecting Surface-Assisted Cognitive UAV Network

LI An, GUO Tao, LI Hao, HONG Sheng

(School of Information Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China. Corresponding author: LI An, E-mail: lian@ncu.edu.cn)

Abstract: To address the problem that it is difficult for the secondary unmanned aerial vehicle (UAV) to acquire the accurate channel state information (CSI) of the eavesdropping channel in UAV cognitive radio systems, which reduces the security performance of the secondary system, this paper proposes a robust method to enhance the security transmit performance of the secondary user (SU) by using intelligent reflecting surface (IRS) to assist UAV cognitive communication. Under the constraints of the interference temperature of the primary user (PU), a deterministic model is established to describe the uncertainty of the CSI of the eavesdropping channel, and the phase shift matrix of IRS, the flight trajectory and transmit power of the UAV are jointly optimized to maximize the average worst-case secrecy rate of the SU. To tackle the non-convexity of the formulated optimization problem, an effective three-stage iterative algorithm is presented based on alternating optimization, successive convex approximation, S-Procedure, and semi-definite relaxation methods. The simulation results show that compared to non-robust scheme, the proposed robust scheme can significantly improve the secure performance of the SU.

Key words: cognitive UAV network; secure communication; intelligent reflecting surface; alternating optimization; successive convex approximation

移动通信设备数量的快速增长以及无线通信的广泛应用导致频谱资源日益稀缺. 为了提高频谱效率(spectrum efficiency, SE), 认知无线电(cognitive radio, CR)技术应运而生, 其允许次用

收稿日期: 2023-07-03

基金项目: 赣鄱俊才支持计划——主要学科学术和技术带头人培养计划领军人才项目(20232BCJ22005); 国家自然科学基金资助项目(62341120).

作者简介: 李安(1980-), 女, 湖南邵阳人, 南昌大学教授, 博士生导师.

户(secondary users, SU)和主用户(primary users, PU)共享频谱^[1].在 Underlay 频谱共享模式下, PU 定义为始终具有较高优先级访问频谱的已获得频谱许可的用户,而 SU 通常是未经许可的,但可以共享 PU 的频谱,只要确保 SU 对 PU 造成的干扰保持在干扰温度(interference temperature, IT)阈值以下,这在有限的频谱资源条件下极大地提高了频谱的利用效率^[2-4].

近年来,由于无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)具有低成本、高机动性、按需部署等突出优点,被广泛应用于民用和军事领域,如农业植保、电力巡检、森林防火以及应急通讯等^[5-6].特别地, UAV 可作为空中基站(base station, BS)为各种应用场景提供可靠且具有成本效益的无线通信解决方案^[7].为提升 UAV 空地通信的频谱效率,一些学者将 CR 技术与 UAV 相结合,提出了认知无人机网络.与地面 CR 系统相比,认知无人机网络的空地信道以视距(line of sight, LoS)链路为主,可为地面用户提供更可靠的通信传输质量^[8-9].

然而,由于高概率的空地 LoS 链路和无线信道自身的动态开放性,认知无人机网络很容易遭受潜在恶意用户的窃听,这给认知无人机网络带来了重大的安全挑战.为提高认知无人机网络的安全性,近年来涌现了不少的相关研究.文献[10]通过部署协同 UAV 发射人工噪声干扰有源窃听者,在 PU 满足服务质量要求下,研究了联合优化协同干扰机的飞行轨迹和发射功率实现系统保密率最大化的安全传输方法.文献[11]研究了由中继 UAV 将多个物联网设备的信息传递给 SU 的 UAV 辅助认知中继系统的物理层安全问题.在存在位置信息不完全已知的窃听者情况下,引入友好干扰 UAV 迷惑窃听者,并联合优化中继 UAV 和干扰 UAV 的飞行轨迹和功率,以最大化中继网络的平均最坏保密速率.上述协作干扰技术往往需要更多的部署成本,消耗额外的功率,还可能产生新的干扰噪声,从而制约了系统安全性能的改善.

得益于微机电系统(micro electro mechanical systems, MEMS)和超材料的进步,智能反射面(IRS)这一新技术应运而生,为解决上述安全通信问题提供了新方法^[12].IRS 是一个由大量低成本无源反射单元组成的平面,以软件定义的方式控制每个反射单元,能够独立地改变入射信号的相位^[13].应用 IRS 能突破传统无线信道不可控特性,实现对无线传播环境的主动控制,从而在空间中实现信号传播方向调控,对信号进行增强、

抑制或干扰.学者们尝试将 IRS 应用到认知无人机的安全传输,文献[14]面向存在地面窃听者的 BS UAV 与地面 PU 共享频谱场景,引入 IRS 提高系统安全性,研究了 IRS 相移、UAV 轨迹和发射功率联合优化问题以最大化 SU 的保密速率.文献[15]研究了 IRS 辅助认知非正交多址接入系统的安全传输问题.通过联合优化 BS 的模拟波束形成和 IRS 的无源波束形成,在满足 SU 服务质量的约束下,最大化 PU 的保密速率.

上述研究均认为窃听者的信道状态信息(channel state information, CSI)是完美已知的.然而,由于窃听者通常会避免被合法发送端发现,隐藏自己以拦截合法通信传输,使得 UAV 难以获取窃听信道准确的 CSI.而不准确的 CSI 会使安全通信方案中波束成形向量的设计产生误差,从而导致系统的保密性能下降.文献[16-17]研究了不完美 CSI 情况下,IRS 辅助 CR 系统的安全通信问题,在满足 PU 的 IT 约束条件下,最大化 SU 的最差保密速率,证明了不完美 CSI 情况下,IRS 可以大幅提升 CR 系统的安全通信性能.面向 IRS 赋能 UAV 安全通信,文献[18]研究了在窃听信道 CSI 为不完美已知的情况下,通过联合设计 IRS 相移矩阵、UAV 飞行轨迹和功率控制以最大化 SU 在最坏情况下的平均保密速率,表明了 IRS 可以提升 UAV 通信的安全传输性能.但并未涉及不完美 CSI 情况 IRS 辅助认知无人机网络的安全传输问题.针对以上研究的不足,本文研究工作如下:

1) 研究了在窃听信道 CSI 不完美的情况下,IRS 辅助认知无人机网络的安全通信问题.使用确定性模型描述窃听信道 CSI 的不确定性,在满足 PU 的 IT 约束条件下,通过联合优化 IRS 的相移矩阵、UAV 飞行轨迹和发射功率,最大化 SU 在最坏情况下的平均保密速率.

2) 针对所提出的非凸优化问题,采用交替迭代优化算法求解.首先,将原优化问题进行次优化处理,分解成两个子优化问题.然后,针对每个子优化问题,利用连续凸近似方法、半定松弛等技术,将非凸目标函数和非凸约束转化为凸近似表达形式.最后,通过交替迭代的方式求得原优化问题的次优解.

1 系统模型及优化问题阐述

1.1 系统模型

考虑窃听信道不完美情况下的 IRS 辅助认知

无人机网络的安全通信场景.该系统包括一个单天线 PU,一个和 PU 共享频谱的次用户源 UAV,一个具有 M 个反射单元的无源 IRS,一个目的用户 SU 以及窃听者 Eve.采用三维笛卡尔坐标系, SU, PU 和 Eve 位于地面,其位置分别用 $(\mathbf{w}_s, 0)$, $(\mathbf{w}_p, 0)$, $(\mathbf{w}_e, 0)$ 表示,其中 $\mathbf{w}_s=(x_s, y_s)$, $\mathbf{w}_p=(x_p, y_p)$, $\mathbf{w}_e=(x_e, y_e)$.在给定的服务时间 T 内 UAV 以恒定的高度 H 飞行.为简化起见,将飞行时间 T 均分为 N 个时隙,即 $T=N\delta_t$, δ_t 为时隙长度,因此第 n 个时隙, $n \in \mathcal{N}=\{1, 2, \dots, N\}$, UAV 的三维坐标用 $(\mathbf{q}[n], H)$ 表示,其中 $\mathbf{q}[n]=(x[n], y[n])$ 表示 UAV 的水平位置.同时考虑到 UAV 充电等需求, UAV 的起飞点设为 \mathbf{q}_0 , 降落点设为 \mathbf{q}_F , 最大飞行速度为 V_{\max} , 则 UAV 在每个时隙内最大飞行距离为 $V_{\max}\delta_t$, 即 UAV 的移动性约束满足:

$$\mathbf{q}[0]=\mathbf{q}_0, \quad \mathbf{q}[N]=\mathbf{q}_F, \quad (1)$$

$$\|\mathbf{q}[n+1]-\mathbf{q}[n]\| \leq V_{\max}\delta_t, \quad \forall n. \quad (2)$$

在第 n 个时隙, UAV 的发射功率用 $P[n]$ 表示,且满足平均功率约束,即

$$\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N P[n] \leq \bar{P}. \quad (3)$$

其中 \bar{P} 表示平均功率.假设 IRS 被放在离地面垂直高度为 h 的建筑物表面,且位置固定为 (\mathbf{w}_r, h) , 其中 $\mathbf{w}_r=(x_r, y_r)$, 则第 n 个时隙 IRS 的相移矩阵可表示为 $\Phi[n]=\text{diag}(e^{i\theta_1[n]}, e^{i\theta_2[n]}, \dots, e^{i\theta_M[n]}) \in \mathbb{C}^{M \times M}$, 其中 $\theta_m[n] \in [0, 2\pi)$, $m \in \mathcal{M}=\{1, 2, \dots, M\}$ 是第 m 个反射单元在第 n 个时隙的相移.假设所有信道均为莱斯衰落,定义第 n 个时隙 UAV 到 IRS 的小尺度衰落分量为 $\mathbf{h}_{\text{UR}}[n] \in \mathbb{C}^{M \times 1}$, 即

$$\mathbf{h}_{\text{UR}}[n]=\sqrt{\frac{\beta_{\text{UR}}}{1+\beta_{\text{UR}}}} \mathbf{h}_{\text{UR}}^{\text{LoS}}[n]+\sqrt{\frac{1}{1+\beta_{\text{UR}}}} \mathbf{h}_{\text{UR}}^{\text{NLoS}}. \quad (4)$$

其中: β_{UR} 为莱斯因子; $\mathbf{h}_{\text{UR}}^{\text{NLoS}}$ 为 NLoS 分量,服从均值为零、单位方差的循环对称复高斯分布. $\mathbf{h}_{\text{UR}}^{\text{LoS}}[n]$ 为确定性 LoS 分量,与第 n 个时隙的 UAV 位置有关^[19],可表示为

$$\mathbf{h}_{\text{UR}}^{\text{LoS}}[n]=\mathbf{a}_y[n] \otimes \mathbf{a}_x[n] \quad (5)$$

其中: $\mathbf{a}_x[n]=\left[1, \dots, e^{-i\frac{2\pi}{\lambda}(M_x-1)d \cos \phi_{\text{UR}}[n] \sin \varphi_{\text{UR}}[n]}\right]^T$; $\mathbf{a}_y[n]=$

$\left[1, \dots, e^{-i\frac{2\pi}{\lambda}(M_y-1)d \sin \phi_{\text{UR}}[n] \sin \varphi_{\text{UR}}[n]}\right]^T$, $\cos \phi_{\text{UR}}[n] \sin \varphi_{\text{UR}}[n]=$

$(x_r-x[n])/d_{\text{UR}}[n]$, $\sin \phi_{\text{UR}}[n] \sin \varphi_{\text{UR}}[n]=(H-h)/d_{\text{UR}}[n]$.

$\phi_{\text{UR}}[n]$ 和 $\varphi_{\text{UR}}[n]$ 分别表示第 n 个时隙 LoS 分量的方位角和仰角; $d_{\text{UR}}[n]=\sqrt{(H-h)^2+\|\mathbf{q}[n]-\mathbf{w}_r\|^2}$

表示第 n 个时隙 UAV 与 IRS 中心之间的距离; d 是 IRS 反射单元的间距; λ 为载波波长.类似地,根据式 (5), 定义 IRS 到 SU/PU/Eve 和 UAV 到 SU/PU/Eve 的小尺度衰落分量分别为 $\mathbf{h}_{\text{Rj}}^{\text{H}} \in \mathbb{C}^{1 \times M}$ 和 $\mathbf{h}_{\text{Uj}} \in \mathbb{C}$, $j \in \{\text{S, P, E}\}$.

对于反射链路的大尺度衰落分量,使用距离路径损耗模型进行建模,可写为

$$L_{\text{URj}}[n]=\sqrt{\rho(d_{\text{UR}}[n]d_{\text{Rj}})^{-\alpha}}, \quad j \in \{\text{S, P, E}\}, \quad n \in \mathcal{N}. \quad (6)$$

其中: d_{Rj} 表示 IRS 到 SU, PU 及 Eve 的距离; ρ 是参考距离 $d_0=1$ m 时的路径损耗; α 是经过 IRS 反射链路的路径损耗指数.类似地,对于 UAV 到 SU/PU/Eve 的直连链路,其路径损耗模型为

$$L_{\text{Uj}}[n]=\sqrt{\rho\left(H^2+\|\mathbf{q}[n]-\mathbf{w}_j\|^2\right)^{-\frac{\kappa}{2}}}, \quad j \in \{\text{S, P, E}\}, \quad n \in \mathcal{N}. \quad (7)$$

其中 κ 是直连链路的路径损耗指数.根据式 (4)~(7), SU 和 Eve 在第 n 个时隙的可达传输速率(单位为 bps/Hz)分别为

$$R_{\text{US}}[n]=\text{lb}(1+\gamma_{\text{US}}[n]), \quad (8)$$

$$R_{\text{UE}}[n]=\text{lb}(1+\gamma_{\text{UE}}[n]). \quad (9)$$

其中:

$$\gamma_{\text{US}}[n]=\frac{P[n]|L_{\text{US}}[n]h_{\text{US}}+L_{\text{URS}}[n]h_{\text{RS}}^{\text{H}}\Phi[n]h_{\text{UR}}[n]|^2}{\sigma^2},$$

$$\gamma_{\text{UE}}[n]=\frac{P[n]|L_{\text{UE}}[n]h_{\text{UE}}+L_{\text{URE}}[n]h_{\text{RE}}^{\text{H}}\Phi[n]h_{\text{UR}}[n]|^2}{\sigma^2}.$$

然而,由于窃听者通常会隐藏自己的存在,导致难以估计出准确的窃听信道 CSI.为了更好地处理窃听信道 CSI 的不确定性,先将 $\gamma_{\text{UE}}[n]$ 重写为

$$\gamma_{\text{UE}}[n]=\frac{P[n]}{\sigma^2}|\mathbf{h}_{\text{E}}^{\text{H}}\mathbf{H}_{\text{E}}[n]\mathbf{v}[n]|^2. \quad (10)$$

其中: $\mathbf{h}_{\text{E}}=[\mathbf{h}_{\text{RE}}^{\text{H}}, \mathbf{h}_{\text{UE}}^{\text{H}}]^{\text{H}}$; $\mathbf{v}[n]=[v_1[n], v_2[n], \dots, v_M[n], 1]^{\text{T}}$

$$(v_i[n]=e^{i\theta_i[n]}, \forall n, i); \mathbf{H}_{\text{E}}[n]=\text{diag}\left(\begin{bmatrix} L_{\text{URE}}[n]h_{\text{UR}}[n] \\ L_{\text{UE}}[n] \end{bmatrix}\right).$$

对于窃听者相关的链路 \mathbf{h}_{E} , 类似文献[20], 使用确定性模型表征窃听信道 CSI 的不确定性, 则窃听信道 CSI 的不确定性建模为

$$\mathbf{h}_{\text{E}}[n]=\bar{\mathbf{h}}_{\text{E}}+\Delta\mathbf{h}_{\text{E}}[n],$$

$$\Omega \triangleq \{\Delta\mathbf{h}_{\text{E}}[n] \in \mathbb{C}^{(M+1) \times 1} : \|\Delta\mathbf{h}_{\text{E}}[n]\| \leq \epsilon, \forall n\}. \quad (11)$$

其中: $\bar{\mathbf{h}}_{\text{E}}=[\bar{\mathbf{h}}_{\text{RE}}^{\text{H}}, \bar{h}_{\text{UE}}^{\text{H}}]^{\text{H}}$ 为估计的窃听信道 CSI; $\Delta\mathbf{h}_{\text{E}}[n]$ 代表估计误差; ϵ 为误差的欧几里得范数约束.集合 Ω 包含了所有可能的 CSI 不确定性.此外,在 underlay 模式的认知无人机网络中, SU 可

以同时与 PU 共享频谱资源,但要求次用户 UAV 对地通信时对 PU 的干扰不能超过给定的 IT 阈值 Π ,即

$$\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |L_{UP}[n]h_{UP} + L_{URP}[n]h_{RP}^H \Phi[n]h_{UR}[n]|^2 P[n] \leq \Pi. \quad (12)$$

1.2 优化问题

根据式(8)和(9),第 n 时隙 SU 在最坏情况下的保密速率为

$$R_{\text{sec}}[n] = \left[R_{US}[n] - \max_{\Delta h_e[n] \in \Omega} R_{UE}[n] \right]^+. \quad (13)$$

其中 $[x]^+ \triangleq \max(x, 0)$. 目标是在满足 PU 的 IT 约束条件下,联合设计 IRS 相移矩阵 Φ , UAV 的飞行轨迹 \mathbf{Q} 和发射功率 \mathbf{P} ,最大化 IRS 辅助认知无人机网络安全通信中 SU 在最坏情况下的平均保密速率. 因此,该优化问题可写为

$$\begin{aligned} \text{(P4.1): } & \max_{\mathbf{Q}, \Phi, \mathbf{P}} \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left[R_{US}[n] - \max_{\Delta h_e[n] \in \Omega} R_{UE}[n] \right]^+ \\ \text{s.t. } & \text{C1: } 0 \leq \theta_i[n] < 2\pi, \forall n, i, \\ & \text{C2: } \mathbf{q}[0] = \mathbf{q}_0, \mathbf{q}[N] = \mathbf{q}_F, \\ & \text{C3: } \|\mathbf{q}[n+1] - \mathbf{q}[n]\| \leq V_{\max} \delta_t, \forall n, \\ & \text{C4: } \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |L_{UP}[n]h_{UP} + \\ & L_{URP}[n]h_{RP}^H \Phi[n]h_{UR}[n]|^2 P[n] \leq \Pi, \\ & \text{C5: } \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N P[n] \leq \bar{P}, \\ & \text{C6: } 0 \leq P[n] \leq P_{\max}, \forall n. \end{aligned} \quad (14)$$

根据文献[21]的引理 1 可知,发射功率控制可以保证 $R_{US}[n] - \max_{\Delta h_e[n] \in \Omega} R_{UE}[n] \geq 0$. 这是因为 UAV 的发射功率优化总能保证 SU 在每个时隙中获得非负的保密速率,一旦窃听信道的通信质量优于合法信道,可令 UAV 的发射功率为 0,因此(P4.1)目标函数中的 $[\cdot]^+$ 可以去掉. 去掉 $[\cdot]^+$ 后,(P4.1)目标函数是平滑的,但其仍是非凸的,难以用一般的凸优化算法求解. 为解决该非凸优化问题,基于交替优化算法和连续凸近似技术,提出了一种有效的迭代算法求得(P4.1)的次优解.

2 算法设计

将(P4.1)分解为 UAV 发射功率 $\mathbf{P} = \{P[n], n \in \mathcal{N}\}$ 优化、IRS 相移矩阵 Φ 优化和 UAV 飞行轨迹优化 3 个子问题. 3 个子问题迭代求解,直至收敛.

2.1 无人机发射功率优化

给定 \mathbf{Q} 和 Φ , 令 $G[n] = |L_{UP}[n]h_{UP} + L_{URP}[n]h_{RP}^H \Phi[n]h_{UR}[n]|^2$, $\mathbf{h}_S^H \mathbf{H}_S[n] \mathbf{v}[n] = L_{US}[n]h_{US} + L_{URS}[n]h_{RS}^H \Phi[n]h_{UR}[n]$, $\mathbf{H}_S[n] = \text{diag} \begin{pmatrix} L_{URS}[n]h_{UR}[n] \\ L_{US}[n] \end{pmatrix}$, $\mathbf{h}_S = [h_{RS}^H, h_{US}]^H$, 则 UAV 发射功率 \mathbf{P} 的优化问题写为

$$\begin{aligned} \text{(P4.2): } & \max_{\mathbf{P}} \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N R^{\text{power}}[n]. \\ \text{s.t. } & \text{C5, C6,} \\ & \text{C7: } \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N G[n]P[n] \leq \Pi. \end{aligned} \quad (15)$$

其中, $R^{\text{power}}[n] = \text{lb} \left(1 + \frac{P[n]}{\sigma^2} |\mathbf{h}_S^H \mathbf{H}_S[n] \mathbf{v}[n]|^2 \right) - \text{lb} \left(1 + \max_{\Delta h_e[n] \in \Omega} \frac{P[n]}{\sigma^2} |\mathbf{h}_E^H[n] \mathbf{H}_E[n] \mathbf{v}[n]|^2 \right)$.

Ω 中窃听信道 CSI 不确定性使得(P4.2)难以求解,但可利用 $|\mathbf{h}_E^H[n] \mathbf{H}_E[n] \mathbf{v}[n]|$ 的特性解决 CSI 的不确定性,且有

$$|\mathbf{h}_E^H[n] \mathbf{H}_E[n] \mathbf{v}[n]| \leq |\bar{\mathbf{h}}_E^H \mathbf{H}_E[n] \mathbf{v}[n]| + |\Delta \mathbf{h}_E^H[n] \mathbf{H}_E[n] \mathbf{v}[n]|. \quad (16)$$

由不等式性质可得,当且仅当 $\arg(\bar{\mathbf{h}}_E^H \mathbf{H}_E[n] \mathbf{v}[n]) = \arg(\Delta \mathbf{h}_E^H[n] \mathbf{H}_E[n] \mathbf{v}[n])$ 时,等号成立^[22]. 因此 $\max_{\Delta h_e[n] \in \Omega} \frac{P[n]}{\sigma^2} |\mathbf{h}_E^H[n] \mathbf{H}_E[n] \mathbf{v}[n]|^2$ 可表示为

$$\begin{aligned} & \max_{\Delta h_e[n]} |\Delta \mathbf{h}_E^H[n] \mathbf{H}_E[n] \mathbf{v}[n]|^2. \\ \text{s.t. } & \|\Delta \mathbf{h}_E[n]\| \leq \delta, \forall n. \\ & \arg(\bar{\mathbf{h}}_E^H \mathbf{H}_E[n] \mathbf{v}[n]) = \\ & \arg(\Delta \mathbf{h}_E^H[n] \mathbf{H}_E[n] \mathbf{v}[n]), \forall n. \end{aligned} \quad (17)$$

为推导简便起见,将 $\Delta \mathbf{h}_E[n]$ 写为

$$\Delta \mathbf{h}_E[n] = \left[|\Delta h_{E,1}[n]| e^{i\tau_1[n]}, \dots, |\Delta h_{E,M+1}[n]| e^{i\tau_{M+1}[n]} \right]. \quad (18)$$

其中 $|\Delta h_{E,l}[n]|$ 和 $\tau_l[n]$ 分别为第 n 时隙 $\Delta \mathbf{h}_E[n]$ 的第 l 个元素的模和相位角, $l \in \mathcal{L} = \{1, 2, \dots, M+1\}$. 定义 $\mathbf{c}[n] = \mathbf{H}_E[n] \mathbf{v}[n]$, 类似地 $\mathbf{c}[n]$ 可表示为

$$\mathbf{c}[n] = \left[|c_1[n]| e^{i\psi_1[n]}, \dots, |c_{M+1}[n]| e^{i\psi_{M+1}[n]} \right]. \quad (19)$$

其中: $|c_l[n]|$ 和 $\psi_l[n]$ 分别为第 n 个时隙 $\mathbf{c}[n]$ 第 l 个元素的模和相位角. 因此, $\Delta \mathbf{h}_E^H[n] \mathbf{H}_E[n] \mathbf{v}[n]$ 可写为

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{h}_E^H[n] \mathbf{H}_E[n] \mathbf{v}[n] &= \Delta \mathbf{h}_E^H[n] \mathbf{c}[n] = \\ & |\Delta h_{E,1}[n]| |c_1[n]| e^{i(\psi_1[n] - \tau_1[n])} + \dots + \\ & |\Delta h_{E,M+1}[n]| |c_{M+1}[n]| e^{i(\psi_{M+1}[n] - \tau_{M+1}[n])}. \end{aligned} \quad (20)$$

显然, $\Delta \mathbf{h}_E^H[n] \mathbf{H}_E[n] \mathbf{v}[n]$ 的最大值在式(20)最后一步中所有项相干累加时取得. 因此,有 $\psi_1[n] - \tau_1[n] = \dots = \psi_{M+1}[n] - \tau_{M+1}[n]$. 根据式(17)中

的约束条件,可得最优 $\tau_i[n]$ (标记为 $\tau_i^{\text{op}}[n]$)的值为

$$\tau_i^{\text{op}}[n] = \psi_i[n] - \arg(\bar{\mathbf{h}}_E^H \mathbf{H}_E[n] \mathbf{v}[n]). \quad (21)$$

因此,式(17)可写为

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{m}_1[n]} & \quad \|\mathbf{m}_1^T[n] \mathbf{m}_2[n]\|^2. \\ \text{s.t.} & \quad \|\mathbf{m}_1[n]\| \leq \delta, \forall n. \end{aligned} \quad (22)$$

其中 $\mathbf{m}_1[n] = [|\Delta h_{E,1}[n]|, |\Delta h_{E,2}[n]|, \dots, |\Delta h_{E,M+1}[n]|]^T$; $\mathbf{m}_2[n] = [|c_1[n]|, |c_2[n]|, \dots, |c_{M+1}[n]|]$. 显然,不难得到最优 $\mathbf{m}_1[n]$ (标记为 $\mathbf{m}_1^{\text{op}}[n]$)为

$$\mathbf{m}_1^{\text{op}}[n] = \frac{\delta}{\|\mathbf{m}_2[n]\|} \mathbf{m}_2[n]. \quad (23)$$

因此,最优 $\Delta \mathbf{h}_E[n]$ (标记为 $\Delta \mathbf{h}_E^{\text{op}}[n]$)可写为

$$\Delta \mathbf{h}_E^{\text{op}}[n] = \text{diag}\left([e^{i\tau_1^{\text{op}}[n]}, \dots, e^{i\tau_{M+1}^{\text{op}}[n]}\right) \mathbf{m}_1^{\text{op}}[n]. \quad (24)$$

$$\text{其中 } \hat{P}[n] = \sqrt{\left(\frac{1}{2b[n]} - \frac{1}{2a[n]}\right)^2 + \frac{1}{(\lambda_n + \mu_n G[n]) \ln 2} \left(\frac{1}{b[n]} - \frac{1}{a[n]}\right)} - \frac{1}{2b[n]} - \frac{1}{2a[n]}.$$

$\lambda_n \geq 0, \mu_n \geq 0$, 分别表示对偶变量,以确保所求得的最优功率满足平均功率约束,利用椭球法可以有效地找到对偶变量值^[23].

2.2 IRS 相移矩阵优化

定义 $\mathbf{h}_p^H \mathbf{H}_p[n] \mathbf{v}[n] = L_{\text{UP}}[n] \mathbf{h}_{\text{UP}} + L_{\text{URP}}[n] \mathbf{h}_{\text{RP}}^H \Phi[n] \mathbf{h}_{\text{UP}}[n]$, 其中 $\mathbf{H}_p[n] = \text{diag}\left(\begin{matrix} L_{\text{URP}}[n] \mathbf{h}_{\text{UR}}[n] \\ L_{\text{UP}}[n] \end{matrix}\right)$, $\mathbf{h}_p = [\mathbf{h}_{\text{RP}}^H, \mathbf{h}_{\text{UP}}^H]^H$. 基于所求得

的 \mathbf{P} 和给定的 \mathbf{Q} , 引入松弛变量 $\xi = \{\xi[n]\}_{n=1}^N$, 则

IRS 相移矩阵 Φ 的优化问题可写为

$$\begin{aligned} \text{(P4.4): } \max_{\mathbf{v}[n], \xi[n]} & \quad \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N R^{\text{phi}}[n]. \\ \text{s.t. } \text{C8: } & \quad \max_{\Delta \mathbf{h}_E[n] \in \Omega} \frac{P[n]}{\sigma^2} |\mathbf{h}_E^H[n] \mathbf{H}_E[n] \mathbf{v}[n]|^2 \leq \xi[n], \\ \text{C9: } & \quad |\mathbf{v}_i[n]| = 1, \forall n, i, \\ \text{C10: } & \quad \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |\mathbf{h}_p^H \mathbf{H}_p[n] \mathbf{v}[n]|^2 P[n] \leq \Gamma. \end{aligned} \quad (27)$$

其中, $R^{\text{phi}}[n] = \text{lb}\left(1 + \frac{P[n]}{\sigma^2} |\mathbf{h}_s^H \mathbf{H}_s[n] \mathbf{v}[n]|^2\right) - \text{lb}(1 + \xi[n])$. 约束 C8 包含了无穷多个不等式约束, 导致直接求解 (P4.4) 非常困难. 为了解决该问题, 将式 (11) 代入约束 C8 中, 得到

$$\Delta \mathbf{h}_E^H[n] \Delta \mathbf{h}_E[n] - \delta^2 \leq 0, \forall n. \quad (28)$$

$$\frac{P[n]}{\sigma^2} \mathbf{h}_E^H[n] \mathbf{H}_E[n] \mathbf{V}[n] \mathbf{H}_E^H[n] \mathbf{h}_E[n] - \xi[n] \leq 0, \forall n. \quad (29)$$

其中 $\mathbf{V}[n] = \mathbf{v}[n] \mathbf{v}^H[n]$, 且 $\mathbf{V}[n]$ 的秩为 1. 根据 S-Procedure 定理, 可将 (P4.4) 中的 C8 约束转换为线性矩阵不等式. 即式 (28) \Rightarrow 式 (29) 成立, 当且

根据式 (24), (P4.2) 可改写为

$$\begin{aligned} \text{(P4.3): } \max_P & \quad \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \tilde{R}^{\text{power}}[n]. \\ \text{s.t. } & \quad \text{C5} \sim \text{C7}. \end{aligned} \quad (25)$$

其中 $\tilde{R}^{\text{power}}[n] = \text{lb}(1 + P[n]a[n]) - \text{lb}(1 + P[n]b[n])$,

$$a[n] = \frac{|\mathbf{h}_s^H \mathbf{H}_s[n] \mathbf{v}[n]|^2}{\sigma^2}, b[n] = \frac{|\mathbf{h}_E^{\text{op}}[n]^H \mathbf{H}_E[n] \mathbf{v}[n]|^2}{\sigma^2},$$

$\mathbf{h}_E^{\text{op}}[n] = \bar{\mathbf{h}}_E + \Delta \mathbf{h}_E^{\text{op}}[n]$. 虽然 (P4.3) 是非凸问题, 但可以直接求得第 n 个时隙的最优功率^[23], 即

$$P^*[n] = \begin{cases} \min\left(\left[\hat{P}[n]\right]^+, P_{\max}\right), & a[n] > b[n]; \\ 0, & a[n] \leq b[n]. \end{cases} \quad (26)$$

仅当存在 $\eta[n] \geq 0$ 使得

$$\mathbf{U}_1[n] - \mathbf{U}_2[n] \geq 0. \quad (30)$$

其中: $\mathbf{U}_1[n] = \begin{bmatrix} \eta[n] \mathbf{I}_{M+1} & 0 \\ 0 & -\eta[n] \delta^2 + \zeta[n] \end{bmatrix}$, \mathbf{I}_{M+1} 表示

$(M+1) \times (M+1)$ 的单位矩阵; $\mathbf{U}_2[n] =$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{H}_E[n] \mathbf{V}[n] \mathbf{H}_E^H[n] & \mathbf{H}_E[n] \mathbf{V}[n] \mathbf{H}_E^H[n] \bar{\mathbf{h}}_E \\ \bar{\mathbf{h}}_E^H \mathbf{H}_E[n] \mathbf{V}[n] \mathbf{H}_E^H[n] & \bar{\mathbf{h}}_E^H \mathbf{H}_E[n] \mathbf{V}[n] \mathbf{H}_E^H[n] \bar{\mathbf{h}}_E \end{bmatrix}.$$

此外, 由于 (P4.4) 中的约束 C9 和 C10 是非凸的, 应用半正定松弛算法可得

$$\begin{aligned} |\mathbf{h}_s^H \mathbf{H}_s[n] \mathbf{v}[n]|^2 &= \mathbf{h}_s^H \mathbf{H}_s[n] \mathbf{V}[n] \mathbf{H}_s^H[n] \mathbf{h}_s = \\ & \quad \text{Tr}(\mathbf{V}[n] \mathbf{A}_1[n]), \end{aligned} \quad (31)$$

$$\begin{aligned} |\mathbf{h}_p^H \mathbf{H}_p[n] \mathbf{v}[n]|^2 &= \mathbf{h}_p^H \mathbf{H}_p[n] \mathbf{V}[n] \mathbf{H}_p^H[n] \mathbf{h}_p = \\ & \quad \text{Tr}(\mathbf{V}[n] \mathbf{A}_2[n]). \end{aligned} \quad (32)$$

其中: $\text{Tr}(\mathbf{X})$ 表示 \mathbf{X} 的迹; $\mathbf{A}_1[n] = \mathbf{H}_s^H[n] \mathbf{h}_s \mathbf{h}_s^H \mathbf{H}_s[n]$;

$\mathbf{A}_2[n] = \mathbf{H}_p^H[n] \mathbf{h}_p \mathbf{h}_p^H \mathbf{H}_p[n]$, 则 (P4.4) 可重写为

$$\begin{aligned} \text{(P4.5): } \max_{\mathbf{v}[n], \xi[n], \eta[n]} & \quad \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \tilde{R}^{\text{phi}}[n]. \\ \text{s.t. } \text{C11: } & \quad \eta[n] \geq 0, \forall n, \\ \text{C12: } & \quad \mathbf{V}[n] \geq 0, \forall n, \\ \text{C13: } & \quad \mathbf{V}_{r,r}[n] = 1, r = 1, \dots, M+1, \forall n, \\ \text{C14: } & \quad \mathbf{U}_1[n] - \mathbf{U}_2[n] \geq 0, \forall n, \\ \text{C15: } & \quad \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \text{Tr}(\mathbf{V}[n] \mathbf{A}_2[n]) P[n] \leq \Gamma. \end{aligned} \quad (33)$$

其中: $\mathbf{V}_{r,r}[n]$ 表示 $\mathbf{V}[n]$ 的第 (r, r) 个元素; $\tilde{R}^{\text{phi}}[n] =$

$\text{lb}\left(1 + \frac{P[n]}{\sigma^2} \text{Tr}(\mathbf{V}[n] \mathbf{A}_1[n])\right) - \text{lb}(1 + \xi[n])$. 但由于 $-\text{lb}(1 + \xi[n])$ 关于 $\xi[n]$ 是非凹的, 求 (P4.5) 的最优

解仍然很困难.应用连续凸近似方法,在点 $\zeta_0 = \{\zeta_0[n]\}_{n=1}^N$ 上,(P4.5)可近似估计为

$$(P4.6): \max_{\mathbf{v}[n], \zeta[n], \eta[n]} \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \tilde{R}^{\text{phi}}[n].$$

s.t. C11~C15. (34)

其中 $\tilde{R}^{\text{phi}}[n] = \text{lb}\left(1 + \frac{P[n]}{\sigma^2} \text{Tr}(\mathbf{V}[n]\mathbf{A}_1[n])\right) - \frac{1}{\ln 2} \frac{\zeta[n]}{(1 + \zeta_0[n])}$.显然,(P4.6)是一个标准凸优化问题,可使用 CVX 优化工具求得最优解.值得注意的是有可能无法得到秩为 1 的解,因此,需要结合使用高斯随机化方法^[24]从 $\mathbf{V}[n]$ 中分离恢复出 $\mathbf{v}[n]$.

2.3 无人机飞行轨迹优化

基于前面得到的 IRS 相移矩阵 Φ 和发射功率 \mathbf{P} , UAV 飞行轨迹 \mathbf{Q} 的优化问题可写为

$$(P4.7): \max_{\mathbf{Q}} \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N R^{\text{traj}}[n].$$

s.t. C2, C3, C10. (35)

其中 $R^{\text{traj}}[n] = \text{lb}\left(1 + \gamma_0[n] |\mathbf{h}_s^H \mathbf{H}_s[n] \mathbf{v}[n]|^2\right) - \text{lb}\left(1 + \max_{\Delta h_e \in \mathcal{Q}} \gamma_0[n] |\mathbf{h}_e^H \mathbf{H}_e[n] \mathbf{v}[n]|^2\right)$, $\gamma_0[n] = P[n]/\sigma^2$.显然,给定 UAV 轨迹时可以获得(P4.7)目标函数的最坏情况,而在窃听链路最坏情况下可以优化 UAV 轨迹.因此,可以利用第 $(k-1)$ 次迭代中求得的 UAV 飞行轨迹来估计第 k 次迭代中窃听链路的最坏情况.此外, $\mathbf{h}_{\text{UR}}^{\text{LoS}}[n]$ 是 UAV 轨迹变量的非线性函数,这使得 UAV 轨迹优化问题难以求解.为了解决这一问题,在第 k 次迭代中,利用第 $(k-1)$ 次迭代得到的 UAV 轨迹获得一个近似的 $\mathbf{h}_{\text{UR}}^{\text{LoS}}[n]$.同时引入松弛变量 $\mathbf{u} = \{u[n]\}_{n=1}^N$, $\mathbf{e} = \{e[n]\}_{n=1}^N$, $\mathbf{s} = \{s[n]\}_{n=1}^N$, $\mathbf{t} = \{t[n]\}_{n=1}^N$, $\mathbf{f} = \{f[n]\}_{n=1}^N$, $\boldsymbol{\zeta} = \{\zeta[n]\}_{n=1}^N$, $\mathbf{r} = \{r[n]\}_{n=1}^N$, 则(P4.7)可改写为

$$(P4.8): \max_{\substack{\mathbf{Q}, \mathbf{u}, \mathbf{e}, \mathbf{s}, \\ \mathbf{t}, \boldsymbol{\zeta}, \mathbf{r}, \mathbf{f}}} \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \tilde{R}^{\text{traj}}[n].$$

s.t. C2, C3,

C16: $\sqrt{(d_{\text{US}}[n])^{-\kappa}} \geq u[n], \forall n,$

C17: $\sqrt{(d_{\text{UR}}[n])^{-\alpha}} \geq e[n], \forall n,$

C18: $\sqrt{(d_{\text{UE}}[n])^{-\kappa}} \leq s[n], \forall n,$

C19: $\sqrt{(d_{\text{UR}}[n])^{-\alpha}} \leq t[n], \forall n,$

C20: $\sqrt{(d_{\text{UP}}[n])^{-\kappa}} \leq f[n], \forall n,$

C21: $\rho\gamma_0[n] \tilde{\mathbf{h}}_{\text{st}}^T[n] \mathbf{H}_{\text{QE}}[n] \tilde{\mathbf{h}}_{\text{st}}[n] \leq \zeta[n], \forall n,$

$$C22: \tilde{\mathbf{h}}_{\text{ue}}^T[n] \mathbf{H}_{\text{QS}}[n] \tilde{\mathbf{h}}_{\text{ue}}[n] \geq r[n], \forall n,$$

$$C23: \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \rho \tilde{\mathbf{h}}_{\text{ft}}^T[n] \mathbf{H}_{\text{QP}}[n] \tilde{\mathbf{h}}_{\text{ft}}[n] P[n] \leq \Gamma,$$

$$C24: s[n] \leq \sqrt{(H-0)^{-\kappa}}, \forall n,$$

$$C25: t[n] \leq \sqrt{(H-h)^{-\alpha}}, \forall n. (36)$$

其中: $\tilde{R}^{\text{traj}}[n] = \text{lb}\left(1 + \rho\gamma_0[n]r[n]\right) - \text{lb}\left(1 + \zeta[n]\right)$;
 $\tilde{\mathbf{h}}_{\text{ue}}[n] = [u[n], e[n]]^T$; $\tilde{\mathbf{h}}_{\text{st}}[n] = [s[n], t[n]]^T$; $\tilde{\mathbf{h}}_{\text{ft}}[n] = [f[n], t[n]]^T$;

$$\mathbf{H}_{\text{QS}}[n] = \begin{bmatrix} h_{\text{US}}^H, \sqrt{(d_{\text{RS}})^{-\alpha}} (\mathbf{h}_{\text{UR}}^{(k-1)})^H \Phi^H [n] \mathbf{h}_{\text{RS}} \\ h_{\text{US}}^H, \sqrt{(d_{\text{RS}})^{-\alpha}} (\mathbf{h}_{\text{UR}}^{(k-1)})^H \Phi^H [n] \mathbf{h}_{\text{RS}} \end{bmatrix}^H$$

$$\mathbf{H}_{\text{QE}}[n] = \begin{bmatrix} h_{\text{UE}}^{\text{op}}[n] \\ \sqrt{(d_{\text{RE}})^{-\alpha}} (\mathbf{h}_{\text{RE}}^{\text{op}}[n])^H \Phi [n] \mathbf{h}_{\text{UR}}^{(k-1)}[n] \end{bmatrix}^H$$

$$\mathbf{H}_{\text{QP}}[n] = \begin{bmatrix} h_{\text{UP}}^H, \sqrt{(d_{\text{RP}})^{-\alpha}} (\mathbf{h}_{\text{UR}}^{(k-1)})^H \Phi^H [n] \mathbf{h}_{\text{RP}} \\ h_{\text{UP}}^H, \sqrt{(d_{\text{RP}})^{-\alpha}} (\mathbf{h}_{\text{UR}}^{(k-1)})^H \Phi^H [n] \mathbf{h}_{\text{RP}} \end{bmatrix}^H$$

当 UAV 在窃听者和 IRS 上方飞行时, $\sqrt{(d_{\text{UE}}[n])^{-\kappa}}$ 和 $\sqrt{(d_{\text{UR}}[n])^{-\alpha}}$ 的最大值分别由 $\sqrt{(H-0)^{-\kappa}}$ 和 $\sqrt{(H-h)^{-\alpha}}$ 给定.因此,约束 C24 和 C25 中 $s[n]$ 和 $t[n]$ 的上界分别为 $s[n] \leq \sqrt{(H-0)^{-\kappa}}$ 以及 $t[n] \leq \sqrt{(H-h)^{-\alpha}}$.

为解决 C16~C20 中的非凸约束,使用连续凸近似方法,利用 $-x^2[n]$, $-y^2[n]$, $(u[n])^{-4/\kappa}$, $(e[n])^{-4/\alpha}$, $\text{lb}(1 + \zeta[n])$, $\tilde{\mathbf{h}}_{\text{ue}}^T[n] \mathbf{H}_{\text{QS}}[n] \tilde{\mathbf{h}}_{\text{ue}}[n]$ 和 $\tilde{\mathbf{h}}_{\text{ft}}^T[n] \mathbf{H}_{\text{QP}}[n] \tilde{\mathbf{h}}_{\text{ft}}[n]$ 在给定展开点 $\mathbf{x}_0 = \{x_0[n]\}_{n=1}^N$, $\mathbf{y}_0 = \{y_0[n]\}_{n=1}^N$, $\mathbf{u}_0 = \{u_0[n]\}_{n=1}^N$, $\mathbf{e}_0 = \{e_0[n]\}_{n=1}^N$, $\boldsymbol{\zeta}_0 = \{\zeta_0[n]\}_{n=1}^N$, $\mathbf{H}_{\text{ue},0} = \{\tilde{\mathbf{h}}_{\text{ue},0}[n]\}_{n=1}^N$ 和 $\mathbf{H}_{\text{ft},0} = \{\tilde{\mathbf{h}}_{\text{ft},0}[n]\}_{n=1}^N$ 的一阶泰勒展开,(P4.8)可近似为

$$(P4.9): \max_{\substack{\mathbf{Q}, \mathbf{u}, \mathbf{e}, \mathbf{s}, \\ \mathbf{t}, \boldsymbol{\zeta}, \mathbf{r}, \mathbf{f}}} \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left[\text{lb}(1 + \rho\gamma_0[n]r[n]) - \frac{\zeta[n]}{\ln 2(1 + \zeta_0[n])} \right].$$

s.t. C2, C3, C21, C24, C25,

C26: $x^2[n] + x_s^2 + y^2[n] + y_s^2 - 2x_s x[n] - 2y_s y[n] + H^2 - \left(1 + \frac{4}{\kappa}\right)(u_0[n])^{-\frac{4}{\kappa} + \frac{4}{\kappa}} (u_0[n])^{-\frac{4}{\kappa} - 1} u[n] \leq 0, \forall n,$

C27: $x^2[n] + x_r^2 + y^2[n] + y_r^2 - 2x_r x[n] - \left(1 + \frac{4}{\alpha}\right)(e_0[n])^{-\frac{4}{\alpha} - 2} y_r y[n] + (H-h)^2 + \frac{4}{\alpha} (e_0[n])^{-\frac{4}{\alpha} - 1} e[n] \leq 0, \forall n,$

$$\begin{aligned}
 \text{C28: } & (s[n])^{\frac{4}{\kappa}+x_0^2[n]}-2x_0[n]x[n]-x_E^2+y_0^2[n]- \\
 & 2y_0[n]y[n]-y_E^2+2x_E x[n]+2y_E y[n]-H^2 \leq 0, \forall n, \\
 \text{C29: } & (t[n])^{\frac{4}{\alpha}+x_0^2[n]}-2x_0[n]x[n]-x_R^2+y_0^2[n]- \\
 & 2y_0[n]y[n]-y_R^2+2x_R x[n]+2y_R y[n]-(H-h)^2 \leq 0, \forall n, \\
 \text{C30: } & (f[n])^{\frac{4}{\kappa}+x_0^2[n]}-2x_0[n]x[n]-x_P^2+y_0^2[n]- \\
 & 2y_0[n]y[n]-y_P^2+2x_P x[n]+2y_P y[n]-H^2 \leq 0, \forall n, \\
 \text{C31: } & r[n]-\tilde{\mathbf{h}}_{ue,0}^T[n]\mathbf{H}_{QS}[n]\tilde{\mathbf{h}}_{ue,0}[n]- \\
 & 2\tilde{\mathbf{h}}_{ue,0}^T[n]\mathbf{H}_{QS}[n](\tilde{\mathbf{h}}_{ue}[n]-\tilde{\mathbf{h}}_{ue,0}[n]) \leq 0, \forall n, \\
 \text{C32: } & \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \rho P[n] (\tilde{\mathbf{h}}_{fi,0}^T[n]\mathbf{H}_{QP}[n]\tilde{\mathbf{h}}_{fi,0}[n]+ \\
 & 2\tilde{\mathbf{h}}_{fi,0}^T[n]\mathbf{H}_{QP}[n](\tilde{\mathbf{h}}_{fi}[n]-\tilde{\mathbf{h}}_{fi,0}[n])) \leq \Gamma. \quad (37)
 \end{aligned}$$

显然, (P4.9) 为一个标准凸优化问题, 可使用 CVX 等软件工具求解。

2.4 总迭代算法

综上所述, 基于交替优化方法将原问题 (P4.1) 分解为 IRS 相移矩阵优化、UAV 飞行轨迹优化和发射功率优化 3 个子问题, 3 个子问题迭代优化直至收敛, 得到在最坏情况下系统最大平均保密速率的次优解. 具体算法如表 1 所示。

表 1 三阶段迭代算法
Table 1 Three-stage iterative algorithm

初始化: 无人机的初始飞行轨迹 $\mathbf{Q}^{(0)}$, 智能反射面的初始相位矩阵 $\Phi^{(0)}$, 松弛变量 $\mathbf{u}_0, \mathbf{e}_0, \zeta_0, \zeta_0$, 收敛阈值 ε 和 IT 阈值 Γ , 求解 (P4.1) 得到 SU 的最差平均保密速率 $R^{(0)}$, 并令初始迭代次数 $k=1$, 最大迭代次数为 k_{\max} ;

1. 重复:
2. 给定 $\mathbf{Q}^{(k-1)}$ 和 $\Phi^{(k-1)}$, 利用式 (26) 更新 $\mathbf{P}^{(k)}$;
3. 给定 $\mathbf{P}^{(k)}$, $\mathbf{Q}^{(k-1)}$ 和 ζ_0 的情况下, 求解 (P4.6) 更新 $\Phi^{(k)}$, $\zeta^{(k)}$;
4. 已知 $\mathbf{P}^{(k)}$, $\mathbf{Q}^{(k-1)}$, $\Phi^{(k)}$, $\mathbf{u}_0, \mathbf{e}_0$ 和 ζ_0 , 使用 CVX 求解 (P4.10) 更新 $\mathbf{Q}^{(k)}$, $\mathbf{u}^{(k)}$, $\mathbf{e}^{(k)}$;
5. 令 $\mathbf{u}_0 = \mathbf{u}^{(k)}$, $\mathbf{e}_0 = \mathbf{e}^{(k)}$, $\zeta_0 = \zeta^{(k)}$;
6. 利用求得的 $\mathbf{Q}^{(k)}$, $\Phi^{(k)}$, $\mathbf{P}^{(k)}$ 计算 (P4.1) 的目标函数 $R^{(k)}$;
7. 更新 $k \leftarrow k+1$;
8. 如果 $|R^{(k)} - R^{(k-1)}| \leq \varepsilon$ 或 $k > k_{\max}$, 则目标值达到收敛, 退出循环。

3 仿真结果及分析

使用 MATLAB 对所提出的鲁棒优化方案 (简称为 Robust) 进行建模验证并评估方案的有效性. 为了进一步验证所提出的 Robust 方案的优势, 与基准方案 Non-Robust 性能相比较, 其中 Non-Robust 方案忽略了窃听信道估计误差。

考虑 IRS, PU, SU 和 Eve 在三维直角坐标系

中的位置分别位于 $(0, 0, 10)$, $(0, -20, 0)$, $(0, 20, 0)$, $(100, 20, 0)$ m 的仿真场景. UAV 的起飞点和降落点分别设为 $(-300, 100, 100)$, $(300, 100, 100)$ m, 最大飞行速度为 20 m/s, 平均功率 \bar{P} 为 10 dBm, 飞行时间 $T=200$ s, 每个时隙时长 $\delta_t=1$ s. UAV 飞行高度恒定 $H=100$ m, IRS 离地面垂直高度 $h=10$ m. IRS 反射单元数目 $M=16$. $\rho=-20$ dB, UAV-IRS-SU, UAV-IRS-PU 和 UAV-IRS-Eve 链路的路径损耗指数 $\alpha=2$, UAV 到 SU, PU 以及 Eve 链路的路径损耗指数 $\kappa=2.5$. PU 的 IT 阈值设为 -50 dBm. 此外, 噪声功率和迭代收敛精度分别为 $\sigma^2=-85$ dBm, $\varepsilon=10^{-3}$. 对于窃听信道的 CSI 误差模型, $\delta = \delta_a \|\tilde{\mathbf{h}}_E\|$, $\delta_a=0.1$.

图 1 展示了在飞行时间 T 内, 所提方案和基准方案的 UAV 飞行轨迹, 其中, SU, PU, IRS 和 Eve 的位置分别用正方形、菱形、圆形和三角形标记. 不难看出, 受起始点和降落点约束, 两种方案的 UAV 飞行轨迹都呈现先靠近 SU 与 IRS, 再远离的总体趋势. UAV 起初以最大速度径直飞往 IRS 和 SU, 但由于受 PU 的 IT 限制和 Eve 的存在, UAV 不能飞至 IRS 与 SU 的正上方, 最优悬停点在 IRS 与 SU 的左边, 以尽可能远离 Eve. UAV 飞至 IRS 左边的最优悬停点后, 以恒定的发射功率在上方盘旋, 且尽可能长时间地保持在该点传输信息, 再以最大速度飞离 IRS 和 SU, 并在最后一个时隙结束前返回到降落点. 返回途中的后半段为弧形的飞行轨迹, 以尽可能远离 Eve. 值得注意的是, 所提出 Robust 方案的 UAV 悬停的位置比 Non-Robust 方案更靠近 IRS 和 SU, 返回的飞行轨迹也更远离 Eve, 以获得更好的安全传输性能。

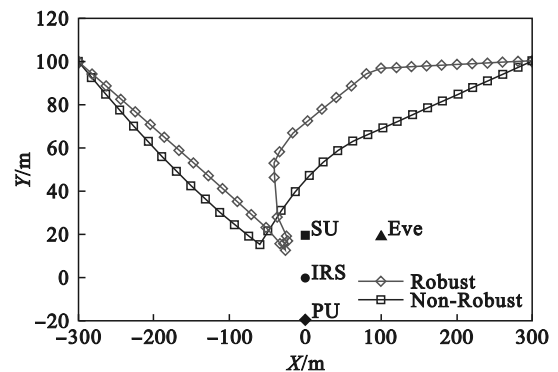


图 1 无人机飞行轨迹
Fig. 1 Trajectories of the UAV

图 2 展示了系统安全传输性能与 IRS 反射单元数目 M 的关系. 由图可知, 随着 IRS 反射单元数目的增加, 两种方案下 SU 最差平均保密速率

均显著增加.这是因为 IRS 表面的反射单元数目越多,其反射信号的能力越强.优化 IRS 的相移矩阵,可以将更多有用信号反射到 SU 处进行叠加,同时削弱窃听链路的通信质量,抑制对 PU 造成的干扰.值得注意的是,Robust 方案的 SU 安全传输性能明显优于 Non-Robust 方案.

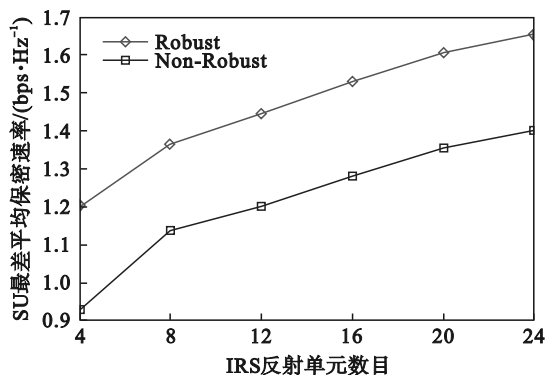


图2 SU 最差平均保密速率与 IRS 反射单元数目的关系
Fig. 2 Average worst-case secrecy rate of SU versus the number of IRS reflection elements

图 3 显示了 SU 最差平均保密速率与 PU 的 IT 阈值 I_T 之间的关系.由图可知, I_T 逐渐增大,两种方案的 SU 最差平均保密速率均相应增加,这是由于当 IT 阈值 I_T 增大时,PU 的干扰容限更大,从而降低对 SU 最差平均保密速率的约束.同时也可以看出,Robust 方案的安全传输性能明显优于 Non-Robust 方案.此外,当 IT 阈值 I_T 增加到某一数值时,SU 最差平均保密速率的增幅将趋于平缓.此时,IT 阈值 I_T 不再是限制 SU 最差平均保密速率的主要因素,SU 的安全传输性能受到发射功率等其他因素的影响.

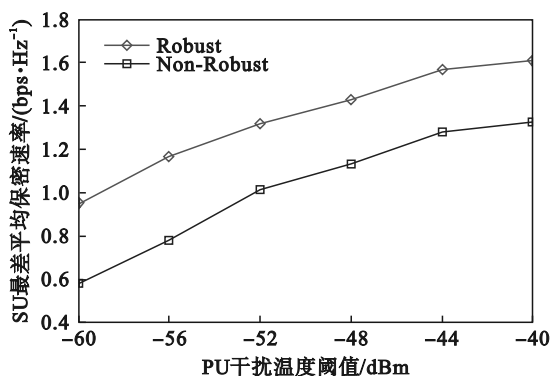


图3 SU 最差平均保密速率与 PU 干扰温度的关系
Fig. 3 Average worst-case secrecy rate of SU versus the interference temperature for PU

图 4 描绘了两种方案在最坏情况下的 SU 最差平均保密速率与 UAV 不同飞行时间的变化关

系图.由图可知,当飞行时间 T 增加时,两种方案最坏情况下的 SU 平均安全传输速率均相应提高.因为 T 越大,UAV 具有更长的时间在其最优悬停点上方停留,而最优悬停点即满足 IT 约束下获得最大保密速率的点.当 T 逐渐增加时,SU 最差平均保密速率逐渐趋于平缓.类似地,无论 T 的取值如何,Robust 方案的安全传输性能总是优于 Non-Robust 方案.

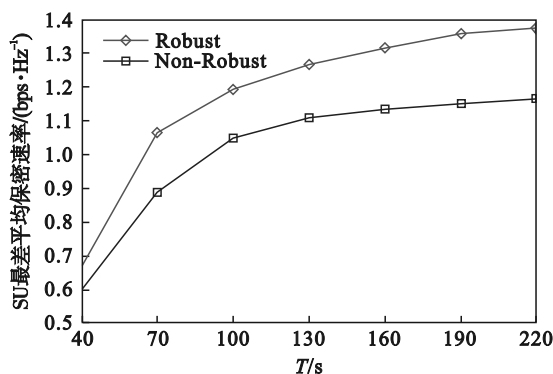


图4 SU 最差平均保密速率与飞行时间 T 的关系
Fig. 4 Average worst-case secrecy rate of SU versus T

4 结 语

本文研究了在窃听信道 CSI 为不完美已知的情况下,IRS 辅助认知无人网络的鲁棒安全传输方法.基于窃听信道不确定性的模型,在满足 PU 的 IT 约束条件下,联合优化 IRS 相移矩阵、UAV 飞行轨迹和发射功率,最大化 SU 在最坏情况下的平均保密速率.为了解决该非凸目标问题,基于交替优化、连续凸近似技术、S-Procedure 和半正定松弛算法,提出了一个有效的三阶段迭代算法.通过仿真数据证明了鲁棒算法设计的可靠性,且所提鲁棒算法明显优于非鲁棒算法,可以显著提升 IRS 辅助认知无人网络的安全通信性能.

参考文献:

- [1] Majumder T, Mishra R K, Singh S S, et al. Cognitive-radio-based resource management for smart transportation: a sliding mode control approach [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(21): 18622-18632.
- [2] Wu W, Wang Z, Wu Y H, et al. Joint sensing and transmission optimization for IRS-assisted cognitive radio networks [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, 22(9): 5941-5956.
- [3] Deng Q, Yu G C, Liang X P, et al. Joint trajectory, sensing, and transmission design for IRS-assisted cognitive UAV

- systems [J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2024, 13(1):33–237.
- [4] Deng Q, Chen X H, Liang X P, et al. Adaptive beam alignment and optimization for IRS-aided high-speed UAV communications [J]. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 2023, 7(3): 1583–1595.
- [5] Mozaffari M, Saad W, Bennis M, et al. A tutorial on UAVs for wireless networks: applications, challenges, and open problems [J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2019, 21(3):2334–2360.
- [6] Mei W D, Wu Q Q, Zhang R. Cellular-connected UAV: uplink association, power control and interference coordination [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 18(11): 5380–5393.
- [7] Li X W, Yao H P, Wang J J, et al. A near-optimal UAV-aided radio coverage strategy for dense urban areas [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(9): 9098–9109.
- [8] Nobar S K, Ahmed M H, Morgan Y, et al. Resource allocation in cognitive radio-enabled UAV communication [J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2022, 8(1): 296–310.
- [9] Liang X P, Deng Q, Shu F, et al. Energy-efficiency joint trajectory and resource allocation optimization in cognitive UAV systems [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(2): 23058–23071.
- [10] Wang C, Yang H L, Xiao L, et al. Joint trajectory optimization and power control for cognitive UAV-assisted secure communications [C]//2023 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). Kuala Lumpur, 2023: 7279–7284.
- [11] Wang Z, Guo J C, Chen Z Q, et al. Robust secure UAV relay-assisted cognitive communications with resource allocation and cooperative jamming [J]. *Journal of Communications and Networks*, 2022, 24(2): 139–153.
- [12] Cui T J, Qi M Q, Wan X, et al. Coding metamaterials, digital metamaterials and programmable metamaterials [J]. *Light: Science & Applications*, 2014, 3(10): e218.
- [13] Wu Q Q, Zhang R. Intelligent reflecting surface enhanced wireless network via joint active and passive beamforming [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 18(11): 5394–5409.
- [14] Li A, Guo T, Wu Q Q, et al. Secure IRS-aided cognitive UAV communications [C]//IEEE 23rd International Conference on Communication Technology (ICCT). Wuxi, 2023: 1468–1473.
- [15] Zhang J F, Wang W, Tang J, et al. Joint analog and passive beamforming design for IRS-aided secure cognitive NOMA systems [C]//2023 IEEE International Conference on Communications (ICC). Rome, 2023: 4267–4272.
- [16] Dong L M, Wang H M, Xiao H T. Secure cognitive radio communication via intelligent reflecting surface [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2021, 69(7): 4678–4690.
- [17] Zhang X, Li A, Guo T. Secrecy rate maximization for IRS-assisted MISOME cognitive radio system [C]//2022 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). Austin, 2022: 1958–1963.
- [18] Li S X, Duo B, Renzo M D, et al. Robust secure UAV communications with the aid of reconfigurable intelligent surfaces [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021, 20(10): 6402–6417.
- [19] Zhu L P, Zhang J, Xiao Z Y, et al. 3-D beamforming for flexible coverage in millimeter-wave UAV communications [J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2019, 8(3): 837–840.
- [20] Ng D W K, Lo E S, Schober R. Robust beamforming for secure communication in systems with wireless information and power transfer [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2014, 13(8): 4599–4615.
- [21] Zhang G C, Wu Q Q, Cui M, et al. Securing UAV communications via joint trajectory and power control [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 18(2): 1376–1389.
- [22] Fang S S, Chen G J, Li Y H. Joint optimization for secure intelligent reflecting surface assisted UAV networks [J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2020, 10(2): 276–280.
- [23] Zhang X, Zhong Y J, Liu P P, et al. Resource allocation for a UAV-enabled mobile-edge computing system: computation efficiency maximization [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 113345–113354.
- [24] Chen J, Liang Y C, Pei Y Y, et al. Intelligent reflecting surface: a programmable wireless environment for physical layer security [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 82599–82612.